

<https://doi.org/10.31891/2307-5732-2026-361-7>

УДК 621.316

ГАПОН ДМИТРО

Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут»

<https://orcid.org/0000-0001-8609-9707>

e-mail: Dmytro.Hapon@khpi.edu.ua

ДЕМ'ЯНЕНКО РОМАН

Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут»

<https://orcid.org/0000-0002-0902-2607>

e-mail: Roman.Demianenko@khpi.edu.ua

СОЛОДОВНИК АНДРІЙ

Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут»

<https://orcid.org/0009-0006-3196-3530>

e-mail: Andrii.Solodovnyk@ieeee.khpi.edu.ua

СВТЕЛІК ОЛЕКСАНДР

Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут»

<https://orcid.org/0000-0001-7005-6761>

e-mail: Oleksandr.Svetelik@ieeee.khpi.edu.ua

ВИЯВЛЕННЯ КОРОТКОЧАСНИХ ПОДІЙ (ТРАНЗІЄНТІВ) У ЕЛЕКТРИЧНІЙ МЕРЕЖІ

У роботі запропоновано підхід до виявлення короткочасних комутаційних транз'єнтів у сигналах однофазної напруги електричної мережі, заснований на швидкому перетворенні Фур'є(FFT) з групуванням гармонік відповідно до стандарту IEEE 61000-4-7. Метод передбачає аналіз сигналу у ковзних вікнах змінної тривалості (від 1 до 10 періодів основної гармоніки), обчислення спектральної енергії у гармонізованих групах і формування індикатора події як приросту енергії між сусідніми вікнами з адаптивним порогом спрацювання. Такий підхід дозволяє ефективно виявляти короткі комутаційні переходи, що не завжди помітні у часовій області, і своєчасно ідентифікувати порушення електромагнітної сумісності. На основі отриманих даних за допомогою промислового реєстратора АНТЕС-2 під час тримісячного моніторингу ділянки мережі підприємства, було зафіксовано 17 швидких транз'єнтів і 7 короткочасних провалів напруги. Експериментальні результати свідчать, що використання коротких вікон (1–2 періоди) забезпечує найкращу часову локалізацію, підвищену роздільну здатність та вищу чутливість до імпульсних подій, тоді як подовження вікна призводить до усереднення спектральної енергії й зниження точності детекції. Запропонований метод характеризується низькою обчислювальною складністю, що робить його придатним для реалізації у пристроях реального часу моніторингу якості електроенергії, аналізу перехідних процесів та протоколювання подій у промислових і енергетичних мережах. Алгоритм може бути адаптований до багатофазних систем, розширений поєднанням із методами машинного навчання для автоматичної класифікації типів порушень і впровадженій у сучасні цифрові енергопристрої. Отримані результати підтверджують практичну доцільність використання FFT-індекси у складі інтелектуальних систем контролю якості електроенергії та демонструють потенціал подальшої інтеграції методу у комплексні аналітичні платформи енергомоніторингу та керування станом мережі.

Ключові слова: транз'єнт; комутаційний процес; якість електроенергії; групування гармонік; детекція подій; промисловий моніторинг

GAPON DMYTRO
DEMIANENKO ROMAN
SOLODOVNIK ANDRIY
SVETELIK OLEKSANDR

National Technical University 'Kharkiv Polytechnic Institute

DETECTION OF SHORT-TERM EVENTS (TRANSIENTS) IN THE ELECTRICAL NETWORK

The paper proposes an approach to detecting short-term switching transients in single-phase voltage signals of an electrical network based on fast Fourier transform(FFT) with harmonic grouping in accordance with the IEEE 61000-4-7 standard. The method involves analysing the signal in sliding windows of variable duration (from 1 to 10 periods of the fundamental harmonic), calculating the spectral energy in harmonised groups, and forming an event indicator as the energy increase between neighbouring windows with an adaptive threshold. This approach allows for the effective detection of short switching transitions, which are not always noticeable in the time domain, and the timely identification of electromagnetic compatibility violations. Based on the data obtained using the ANTEZ-2 industrial recorder during three months of monitoring a section of the enterprise's network, 17 fast transients and 7 short-term voltage dips were recorded. Experimental results show that the use of short windows (1–2 periods) provides the best time localisation, increased resolution and higher sensitivity to impulse events, while extending the window leads to averaging of spectral energy and reduced detection accuracy. The proposed method is characterised by low computational complexity, which makes it suitable for implementation in real-time devices for power quality monitoring, transient analysis, and event logging in industrial and power networks. The algorithm can be adapted to multiphase systems, extended by combining it with machine learning methods for automatic classification of fault types, and implemented in modern digital power devices. The results confirm the practical feasibility of using FFT-index in intelligent power quality control systems and demonstrate the potential for further integration of the method into comprehensive analytical platforms for power monitoring and network status management.

Keywords: transient; switching process; power quality; harmonic grouping; event detection; industrial monitoring

Стаття надійшла до редакції / Received 17.11.2025

Прийнята до друку / Accepted 11.01.2026

Опубліковано / Published 29.01.2026



This is an Open Access article distributed under the terms of the [Creative Commons CC-BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

© Гапон Дмитро, Дем'яненко Роман, Солодовник Андрій, Светелік Олександр

Проблематика та її зв'язок із науковими чи практичними завданнями

Проблема своєчасного виявлення короткочасних перехідних процесів (транз'єнтів) у системах електропостачання є одним із ключових викликів для підвищення ефективності та функціональності моніторингу електричних мереж. Такі події, спричинені комутаційними процесами, пусками великих електроприймачів, блискачковими імпульсами чи короткими замиканнями, можуть призводити до пошкодження обладнання, передчасного старіння ізоляції та збоїв у роботі автоматизованих систем керування [1, 3]. Їхня коротка тривалість і висока частотна насиченість ускладнюють виявлення стандартними методами спектрального аналізу, тому розроблення алгоритмів, здатних ефективно детектувати такі події в режимі реального часу, має важливе практичне значення. Сучасні системи моніторингу якості електроенергії, навіть за умови використання високочастотної дискретизації, часто не забезпечують достатньої чутливості до миттєвих коливань через обмеження класичних методів перетворення Фур'є з фіксованою довжиною вікна [4]. Це зумовлює потребу у вдосконаленні методів підходів до аналізу якості електроенергії, що поєднують високу часову роздільну здатність, простоту реалізації та можливість інтеграції у пристрої моніторингу в реальному часі.]

Сучасний стан досліджень

Часово-частотні методи аналізу посідають центральне місце у виявленні швидкоплинних перехідних процесів у сигналах енергетичних систем та суміжних галузей [1]. Вейвлет-перетворення дає змогу одночасно локалізувати події в часі й частоті, зберігаючи високу роздільну здатність у низькочастотній області, що є критичним для аналізу нестационарних процесів [2,3]. Завдяки цьому метод ефективний для детектування короткочасних імпульсів та раптових змін, які в класичній спектральній області можуть «розмазуватися». Поряд із цим, швидке перетворення Фур'є та (FFT) його короткочасна версія (STFT) залишаються базовими інструментами для опису періодичних або відносно довготривалих процесів; проте їхня фіксована віконна ширина робить їх менш придатними до надзвичайно коротких транз'єнтів [4]. Для тонкого аналізу фазово-амплітудної динаміки застосовують перетворення Гільберта та підхід «аналізуючого сигналу», що забезпечує оцінювання миттєвої частоти та миттєвої амплітуди; на практиці ці оцінки нерідко поєднують із вейвлетною декомпозицією для підвищення чутливості до локальних подій [5].

Комплементарно до часово-частотних підходів використовують статистичні методи та пороговий аналіз [5]. Відстеження ковзних оцінок RMS, амплітуди або енергії сигналу дозволяє своєчасно фіксувати різкі зміни параметрів, що свідчать про наявність перехідних явищ. Прості ковзні середні та дисперсійні індикатори забезпечують малу обчислювальну складність і добре працюють у режимах онлайн-моніторингу. Для просторово розподілених систем цінним інструментом є крос-кореляційний аналіз, який допомагає локалізувати джерела подій за часовими зсувами між вимірюваннями у різних точках мережі [6].

Останні роки позначені активним упровадженням методів машинного навчання для автоматичного розпізнавання порушень [7], [8]. Методи машинного навчання [7-9] розширюють можливості автоматизованої обробки, особливо коли стоїть завдання не лише виявити, а й інтерпретувати подію. Класифікатори на кшталт SVM (**Support Vector Machine** – «машина опорних векторів»), k-найближчих сусідів або дерев рішень потребують попереднього навчання на репрезентативних вибірках відмічених транз'єнтів і здатні розрізняти їхні типи (наприклад, імпульс блискавки проти короткого замикання). Глибинне навчання, зокрема згорткові мережі для зображень спектрограм і рекурентні архітектури на кшталт LSTM (Long Short-Term Memory) для часових рядів, демонструє високу точність у складних сценаріях із багатовимірними ознаками. Коли ж апріорних міток немає або спектр можливих подій невідомий, застосовують детектування аномалій, що дає змогу виявляти «нетипову» поведінку без чіткої класифікації її природи.

Висока інформативність аналітики значною мірою визначається якістю первинних даних, тому апаратні засоби вимірювання відіграють ключову роль. Використання високошвидкісних засобів — фазорних вимірювальних пристроїв (PMU/ФВП) та цифрових осцилографів — із частотами дискретизації до сотень кілогерц забезпечує точне відтворення моменту настання та форми перехідного процесу у напрузі й струмі. Додатково застосовують реєстратори аварійних подій, що здійснюють тригерний запис сигналів за перевищенням заданих порогів, завдяки чому гарантується фіксація релевантних фрагментів навіть за рідкісних або раптових подій [10].

Формулювання цілей статті

Метою роботи є: підвищити ефективність виявлення короткочасних комутаційних транз'єнтів у сигналах напруги шляхом застосування FFT-аналізу з адаптивним групуванням гармонік, для реалізації у системах моніторингу якості електроенергії в реальному часі.

Виклад основного матеріалу

На практиці найвищої надійності досягають гібридні схеми, які поєднують сильні сторони різних підходів. Типовими є зв'язки:

- отримання вейвлет-ознак з подальшою SVM-класифікацією [2],
- FFT-перетворення, зменшення розмірності та подальша класифікація,
- безпосередньо часові дані які обробляються нейронною мережею [8].

Такі комбінації підвищують чутливість та специфічність, зменшують залежність від окремого гіперпараметра (наприклад, ширини вікна STFT) і полегшують адаптацію під нові умови експлуатації.

Узагальнений алгоритм виглядає наступним чином. На першому етапі здійснюється збір даних із високою частотою дискретизації з урахуванням синхронізації між точками вимірювання. Далі виконується попередня обробка, що включає фільтрацію шумів, видалення постійної складової, нормалізацію та, за потреби,

У якості вхідного використовується дискретизований сигнал напруги $u[n]$ із частотою дискретизації $f_s = 8\text{kHz}$:

$$u[n] = U_1 \sin(2\pi f_0 n / f_s + \varphi_1) + \sum_{k=2}^K U_k \sin(2\pi k f_0 n / f_s + \varphi_k) + u_{tr}[n] + \eta[n], \quad (1)$$

де $f_0 = 50\text{Hz}$, $u_{tr}[n]$ — складова комутаційного транзйенту, $\eta[n]$ — шум та перешкоди.

Коливальний (затухаючий) транзйент моделюємо як:

$$u_{tr}[n] = U_{tr} e^{-\frac{\alpha n}{T_s}} \sin\left(2\pi f_{tr} \frac{n - n_0}{f_s} + \phi_{tr}\right) \cdot \Theta[n - n_0], \quad (2)$$

де f_{tr} — власна частота перехідного процесу, n_0 — момент виникнення, $\Theta[\cdot]$ — одинична функція Хевісайда.

Сигнал аналізується у ковзних вікнах довжиною $N \in \{160, 320, 800, 1600\}$ відліків, що відповідає приблизно 1, 2, 5, 10 періодам мережевої частоти при $f_0 = 50\text{Hz}$ (оскільки один період дорівнює $T_0 = 20\text{ms}$ і $T_0 f_s = 160$ відліків).

Частотна роздільність FFT:

$$\Delta f = \frac{f_s}{N}. \quad (3)$$

Для $N = 160 \Rightarrow \Delta f = 50\text{Hz}$; для $N = 1600 \Rightarrow \Delta f = 5\text{Hz}$.

Для зменшення витоків (leakage) використовується віконна функція $w[n]$ (Геннінга/Геммінга):

$$x[n] = u[n] \cdot w[n], \quad n = 0, \dots, N-1. \quad (4)$$

Далі використовується N -точкове DFT (обчислюване через FFT):

$$X[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] e^{-j2\pi kn/N}, \quad k = 0, \dots, N-1. \quad (5)$$

Оцінка амплітудного спектра та спектральної потужності:

$$A[k] = \frac{2}{NC_w} |X[k]|, \quad P[k] = \frac{|X[k]|^2}{NC_w^2}, \quad (6)$$

де $C_w = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} w[n]$ — нормувальний коефіцієнт вікна.

Далі виконується групування гармонік за IEEE 61000-4-7. Нехай G_m — m -та частотна група (згідно з гармонізованими смугами навколо кратних f_0). Енергія групи у k -му вікні:

$$E_m(k) = \sum_{f \in G_m} P_k[f]. \quad (7)$$

Зміна енергії між сусідніми вікнами:

$$D_m(k) = |E_m(k) - E_m(k-1)|. \quad (8)$$

Нормалізація та адаптивний поріг. Для підвищення стійкості до плавних змін і шуму використовується нормалізація на базовому рівні:

$$\tilde{E}_m(k) = \frac{E_m(k) - \mu_m}{\sigma_m + \varepsilon}, \quad \tilde{D}_m(k) = \frac{D_m(k) - \mu_{D,m}}{\sigma_{D,m} + \varepsilon}, \quad (9)$$

де μ_m, σ_m — ковзні оцінки середнього та СКВ для стаціонарного режиму без подій; ε — мале число для уникнення ділення на нуль.

Адаптивний поріг для виявлення в кожній групі:

$$\tilde{D}_m(k) > \theta_m, \quad \theta_m = \Phi^{-1}(1 - \alpha), \quad (10)$$

де Φ^{-1} — обернена функція нормального розподілу, α — допустима ймовірність хибної тривоги.

Інтегральний показник події (об'єднання по групах). Формуємо зважений інтегральний індекс події:

$$J(k) = \sum_{m \in \mathcal{M}} w_m \tilde{D}_m(k), \quad \sum_m w_m = 1, \quad (11)$$

де \mathcal{M} — підмножина чутливих до транзйентів груп (інтер- та супрагармоніки), w_m — ваги (фіксовані або адаптивні). Подія реєструється, якщо $J(k) > \Theta_J$.

Латентність та обчислювальна складність. Середня затримка детекції (латентність) оцінюється як сума половини вікна та обчислювальної затримки:

$$\tau_{det} \approx \frac{N}{2f_s} + \tau_{proc}, \quad (12)$$

де τ_{proc} — час виконання FFT і постобробки. Складність однієї ітерації $\sim O(N \log_2 N)$. Збільшення N зменшує Δf , але збільшує τ_{det} , що погіршує виявлення коротких транзєнтів.

За допомогою розглянутого підходу було оброблено наведений вище випадок із застосуванням FFT перетворення різної тривалості вікна (1,2 та 5 періодів основної гармоніки). Результати обробки напруги у фазі А показані на рисунках 3-5. Для зручності оцінювання рівні усіх гармонік надані у відносному масштабі, за 100% приймається рівень основної гармоніки. При цьому сама основна гармоніка на графіках не показана.

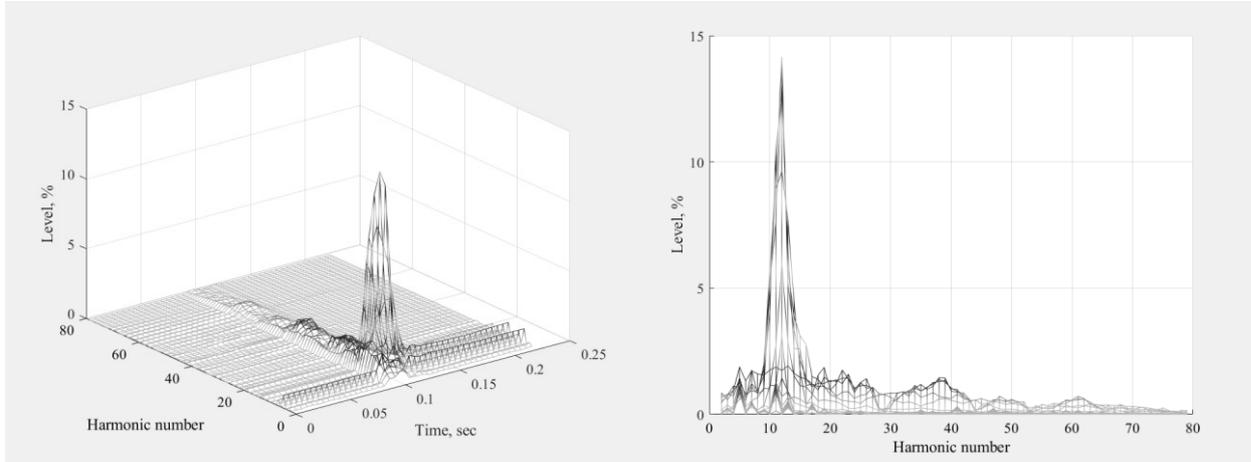


Рис. 3. Результати обробки FFT ковзаючим вікном із вибіркою 160 відліків (1 період)

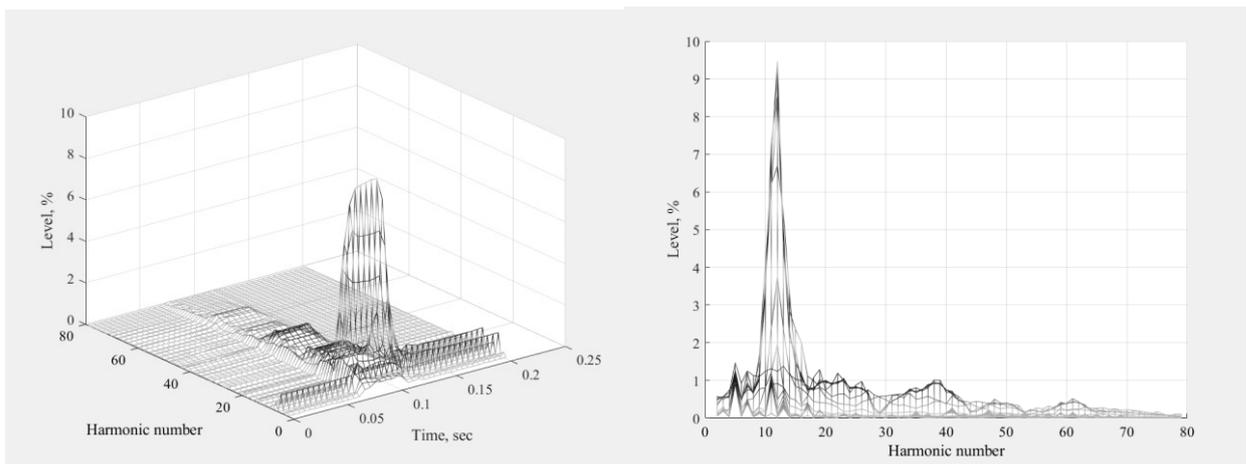


Рис. 4. Результати обробки FFT ковзаючим вікном із вибіркою 320 відліків (2 періодів)

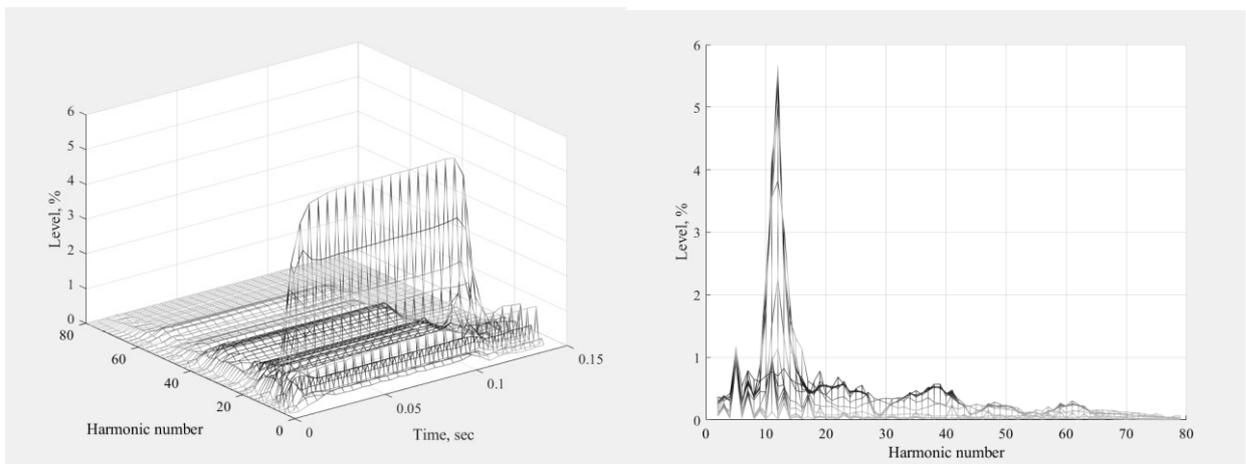


Рис. 5. Результати обробки FFT ковзаючим вікном із вибіркою 800 відліків (5 періодів)

Із спектрів та графіків показаних на рисунках 3-5 можна зробити висновки, що коротші вікна спостереження сприяють більш чіткій локалізації транзєнту у часі, та більшому перевищенню рівня гармонійних складових відносно попереднього періоду часу. Так, при обробці вікном довжиною, яка відповідає приблизно 1 періоду основної гармоніки, спостерігалось підвищення 12 гармоніки до рівня 13%, у той час як

під час спостереження вікном у 2 періоди цей рівень досяг лише 9,4%, а при спостереженні вікном 5 періодів – 5,7%. Аналогічним чином поводить себе співвідношення рівнів інших гармонійних складових. Тим не менш, незалежно від довжини вибірки в усіх випадках перевищення рівнів гармонік, відносно значень адаптивного порогу Θ_m , отриманого до початку та після закінчення транзйенту досягало від 12 до 80 крат. Такі рівні дозволяють впевнено фіксувати подібні перехідні процеси для протоколювання та подальшого аналізу.

Для порівняння виконано обробку тієї ж події часовими індикаторами (RMS). Простий часовий індикатор на основі ковзного RMS:

$$\text{RMS}(k) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} u^2[n+k]}, \quad \Delta\text{RMS}(k) = |\text{RMS}(k) - \text{RMS}(k-1)|. \quad (13)$$

Результати обробки показані на рисунку 6. Можна побачити, що під час транзйенту має місце зміна діючих значень усіх напруг та струмів фаз. При цьому величина напруги у фазі А змінювалась з 3381В до 3489В у момент максимуму, що відповідає відносній зміні на 3%. І, хоча візуально момент транзйенту спостерігається достатньо чітко, з точки зору порогового детектора така зміна є малою, і, у більшості випадків, залишиться без уваги. Деяко більші значення перепадів у фазах В та С не змінюють суттєво можливість фіксації транзйенту.

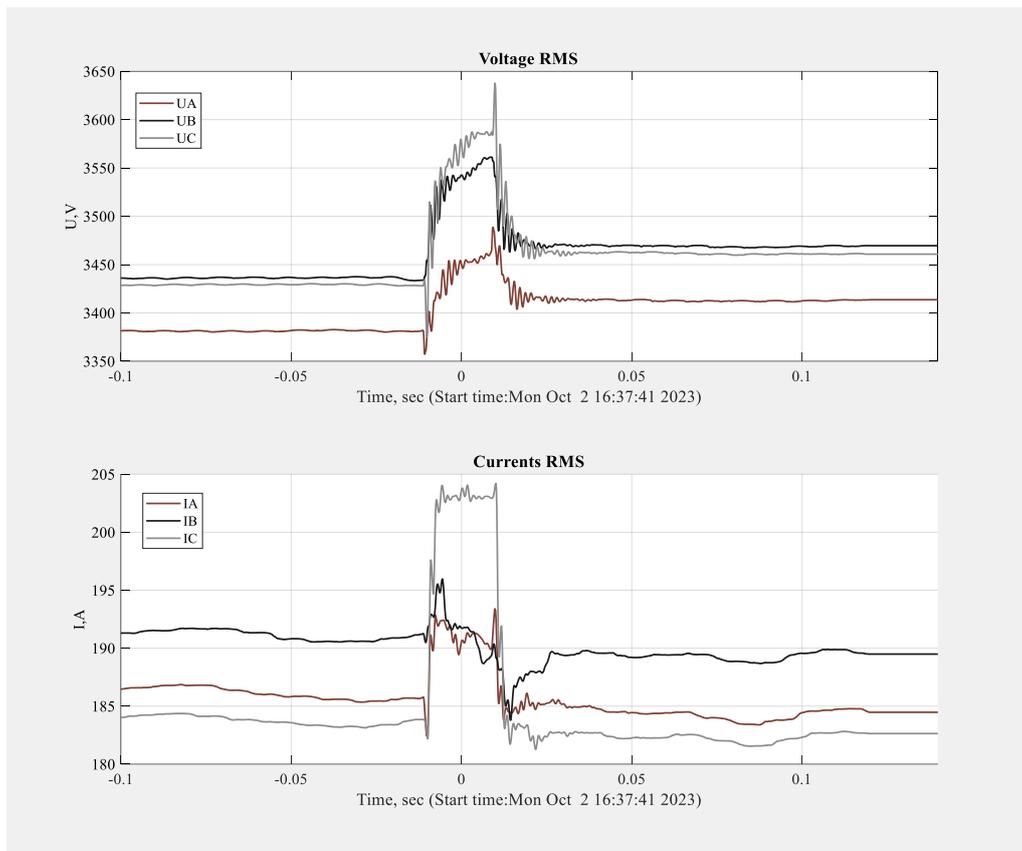


Рис. 6. Результати обробки RMS ковзаючим вікном із вибіркою 160 відліків (1 період)

Висновки

-Для коротких комутаційних транзйентів доцільно використовувати $N=160-320$ (~1–2 періоди) з перекриттям 50–75%.

-Показано, що коротке вікно (1–2 періоди) забезпечує найкращу чутливість і точність у виявленні подій.

-Збільшення вікна до 5 періодів призводить до втрати часової роздільності та пропуску коротких транзйентів.

-Алгоритм придатний для реалізації в реальному часі в пристроях моніторингу якості електроенергії.

-Практика показує, що FFT-індекси $D_m(k)$ та $J(k)$ чутливіші до коротких коливальних внесків, ніж ΔRMS , особливо за наявності височастотних складових.

Література

1. Asman S. H.; Kadir M. Z. A. A.; Abu N. F. A.; Abd Rahman U. A. Transient Fault Detection and Location in Power Distribution Network: A Review of Current Practices and Challenges in Malaysia // Energies. — 2021. — Vol. 14, No. 11. — Art. 2988. — DOI: 10.3390/en14112988.

2. Khurram A.; Gusnanto A.; Aristidou P. Detection of Oscillatory Modes in Power Systems using Empirical Wavelet Transform // 2021 IEEE Madrid PowerTech: Proc. — Madrid, Spain, 28 Jun–2 Jul 2021. — IEEE. — DOI: 10.1109/PowerTech46648.2021.9494761.
3. Patcharoen T.; Ngaopitakkul A. Transient inrush current detection and classification in 230 kV shunt capacitor bank switching under various transient-mitigation methods based on discrete wavelet transform // IET Generation, Transmission & Distribution. — 2018. — Vol. 12, No. 15. — P. 3718–3725. — DOI: 10.1049/iet-gtd.2018.0018.
4. Mozaffari M.; Doshi K.; Yilmaz Y. Real-Time Detection and Classification of Power Quality Disturbances // Sensors. — 2022. — Vol. 22, No. 20. — Art. 7958. — DOI: 10.3390/s22207958.
5. Perez-Anaya E.; Jaen-Cuellar A. Y.; Elvira-Ortiz D. A.; Romero-Troncoso R. d. J.; Saucedo-Dorantes J. J. Methodology for the Detection and Classification of Power Quality Disturbances Using CWT and CNN // Energies. — 2024. — Vol. 17, No. 4. — Art. 852. — DOI: 10.3390/en17040852.
6. Aligholian A.; Shahsavari A.; Cortez E.; Stewart E.; Mohsenian-Rad H. Event Detection in Micro-PMU Data: A Generative Adversarial Network Scoring Method // arXiv preprint. — 2019. — arXiv:1912.05103.
7. Ngo M. K.; Le V. D. Detection and Classification of Power Quality Disturbances in Power System Using Modified-Combination between the Stockwell Transform and Decision Tree Methods // Energies. — 2020. — Vol. 13, No. 14. — Art. 3623. — DOI: 10.3390/en13143623.
8. Niazzari I.; Ghafouri M.; Livani H.; Arghandeh R. Cause identification of electromagnetic transient events in power networks using unsupervised feature learning // International Journal of Electrical Power & Energy Systems. — 2020. — Vol. 123. — Art. 106255. — DOI: 10.1016/j.ijepes.2020.106255.
9. Rodrigues N. M.; Janeiro F. M.; Ramos P. M. Power Quality Transient Detection and Characterization Using Deep Learning Techniques // Energies. — 2023. — Vol. 16, No. 4. — Art. 1915. — DOI: 10.3390/en16041915.
10. Wang X.; Song G.; Chang Z.; Luo J.; Gao J.; Wei X.; Wei Y. Faulty feeder detection based on mixed atom dictionary and energy spectrum entropy for distribution network // IET Generation, Transmission & Distribution. — 2018. — Vol. 12, No. 3. — P. 596–606. — DOI: 10.1049/iet-gtd.2017.1250.

References

1. Asman S. H.; Kadir M. Z. A. A.; Abu N. F. A.; Abd Rahman U. A. Transient Fault Detection and Location in Power Distribution Network: A Review of Current Practices and Challenges in Malaysia // Energies. — 2021. — Vol. 14, No. 11. — Art. 2988. — DOI: 10.3390/en14112988.
2. Khurram A.; Gusnanto A.; Aristidou P. Detection of Oscillatory Modes in Power Systems using Empirical Wavelet Transform // 2021 IEEE Madrid PowerTech: Proc. — Madrid, Spain, 28 Jun–2 Jul 2021. — IEEE. — DOI: 10.1109/PowerTech46648.2021.9494761.
3. Patcharoen T.; Ngaopitakkul A. Transient inrush current detection and classification in 230 kV shunt capacitor bank switching under various transient-mitigation methods based on discrete wavelet transform // IET Generation, Transmission & Distribution. — 2018. — Vol. 12, No. 15. — P. 3718–3725. — DOI: 10.1049/iet-gtd.2018.0018.
4. Mozaffari M.; Doshi K.; Yilmaz Y. Real-Time Detection and Classification of Power Quality Disturbances // Sensors. — 2022. — Vol. 22, No. 20. — Art. 7958. — DOI: 10.3390/s22207958.
5. Perez-Anaya E.; Jaen-Cuellar A. Y.; Elvira-Ortiz D. A.; Romero-Troncoso R. d. J.; Saucedo-Dorantes J. J. Methodology for the Detection and Classification of Power Quality Disturbances Using CWT and CNN // Energies. — 2024. — Vol. 17, No. 4. — Art. 852. — DOI: 10.3390/en17040852.
6. Aligholian A.; Shahsavari A.; Cortez E.; Stewart E.; Mohsenian-Rad H. Event Detection in Micro-PMU Data: A Generative Adversarial Network Scoring Method // arXiv preprint. — 2019. — arXiv:1912.05103.
7. Ngo M. K.; Le V. D. Detection and Classification of Power Quality Disturbances in Power System Using Modified-Combination between the Stockwell Transform and Decision Tree Methods // Energies. — 2020. — Vol. 13, No. 14. — Art. 3623. — DOI: 10.3390/en13143623.
8. Niazzari I.; Ghafouri M.; Livani H.; Arghandeh R. Cause identification of electromagnetic transient events in power networks using unsupervised feature learning // International Journal of Electrical Power & Energy Systems. — 2020. — Vol. 123. — Art. 106255. — DOI: 10.1016/j.ijepes.2020.106255.
9. Rodrigues N. M.; Janeiro F. M.; Ramos P. M. Power Quality Transient Detection and Characterization Using Deep Learning Techniques // Energies. — 2023. — Vol. 16, No. 4. — Art. 1915. — DOI: 10.3390/en16041915.
10. Wang X.; Song G.; Chang Z.; Luo J.; Gao J.; Wei X.; Wei Y. Faulty feeder detection based on mixed atom dictionary and energy spectrum entropy for distribution network // IET Generation, Transmission & Distribution. — 2018. — Vol. 12, No. 3. — P. 596–606. — DOI: 10.1049/iet-gtd.2017.1250.